

WSN 多节点决策信息融合在 机器人自主导航中的应用

刘 贞, 丁明理, 王 祁

(哈尔滨工业大学自动化测试与控制系, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 将机器人作为无线传感器网络的(WSN)的移动节点, 可实现节点动态自定义部署并扩大其监测范围. 建立了接收信号强度(RSSI)势场量化的坐标系描述机器人状态及导航空间, 有效避免将RSSI值转换为距离时带来的模型误差. 由处于机器人可通信区域内的若干信标节点组成一个分布式导航网络, 每个节点都会对机器人做出独立的导航决策, 最后由决策控制中心融合各信标节点的输出决定机器人的航向. 采用分布式处理技术, 绝大部分导航信息数据处理都由信标节点完成, 因此很大程度上简化了机器人的设计和硬件成本, 仿真和现场实验都表明该系统的有效性.

关键词: 无线传感器网络; 移动机器人; 自主导航; 接收信号强度

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2008)12-2299-07

Implementation of WSN Multi-Node Decision Information Fusion in Autonomous Navigation of Robot

LIU Zhen, DING Ming-li, WANG Qi

(Department of Automatic Measurement and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: A robot is designed as the special mobile node of WSN. The design can realize the dynamic deployment of nodes and enlarge the monitoring range of WSN. The coordinate system, which denotes the mobile robot's state and navigation space, is set up based on the RSSI potential field. And it can decrease the model error while RSSI value is converted to distance. The distributed navigation system consists of some nodes which are in one hop communicating region of robot. Each beacon node can detect the distance which is quantized by RSSI value and calculate the control outputs. Then the fuzzy logic control centre will collect the control outputs from each beacon node and calculate the final outputs for mobile robot based on data fusion. Most of calculations are implemented by each static node, it can effectively reduce the robot complicated design and the hardware cost. The effectiveness of the navigation system based on WSN are fully proved by the simulation and the experimental results.

Key words: wireless sensor network; mobile robot; autonomous navigation; RSSI

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)技术^[1]和移动机器人导航技术属当今的两大研究热点. 移动机器人在许多场合可以代替人类执行某些繁琐或危险的任务, 自主导航技术是实现机器人智能化的关键技术之一. 目前, 移动机器人常用的导航方法主要有惯性导航、全景视觉导航、激光雷达传感器导航和卫星导航. 惯性导航可以实现灵活自主地导航, 所需附属设备少, 缺点是定位误差随着机器人航程的增长而增加. 全景视觉导航精度较高, 但需要占用较多的运算资源且

对光线有较高的要求. 基于激光雷达传感器的导航精度较高, 但需要事先部署信标, 不太适合大范围导航. 卫星导航技术是一种最便捷的导航定位方式, 但在洞穴、室内等卫星信号无法覆盖的地方其可靠性无法保障.

无线传感器网络是由大量密集布设在监控区域的、具有通信与计算能力的微小传感器节点, 以无线的方式连接构成的自治测控网络系统. 将无线传感器网络技术和移动机器人相结合, 利用节点间接收信号强度信息(Received Signal Strength Indicator, RSSI)和网络拓扑结构可以为机器人提供便捷、廉价的导航服务. 目前有学者提出一些利用WSN技术实现移动机器人自主导航的方

法,如文献[2]提出一种利用拓扑地图和地理信标的导航方法,在不依赖精确几何坐标的情况下只需简单拓扑信息即可表示导航空间,但网络环境频繁变化时该方法不具有较好的自适应能力. Markov 定位算法是基于环境概率模型的全局定位方法,这种方法将传感器信息和运动信息表示为概率,利用贝叶斯条件概率公式来估计机器人的当前状态,在此基础上完成机器人的导航^[3],但该方法在环境范围变大时运算量急剧增加,就目前的微处理器水平很难实时完成导航任务.

对移动节点进行精确定位及轨迹跟踪是实现其自主导航的前提,当前目标跟踪定位主要有两种方式:一种是精确估计目标当前位置(如利用 GPS),二是根据网络通信的数据聚合模型跟踪目标的移动轨迹^[4]. Kirill Mechitov 等人提出了一种基于二值探测的目标轨迹跟踪算法(Cooperative Tracking with Binary Detection)^[5],该方法中每个信标节点记录移动目标出现在自己可通信区域内的起始和结束时间,相邻信标节点彼此交换探测信息,根据网络拓扑结构利用分段线性拟合算法估计目标的移动轨迹. 加州大学的 Wooyoung Kim 等人在研究二值探测目标轨迹跟踪的基础上提出一种分段线性预测的路径跟踪方法^[6],网络中的节点分为探测节点和跟踪节点两部分,前者只负责目标信息的收集,后者完成目标轨迹跟踪计算. 威斯康星大学的 Michael G. Rabbat 和 Robert D. Nowak 两位学者提出了一种分布式定位跟踪算法^[7],该算法利用接收到移动目标的信号强度对其进行定位,信标节点根据网络拓扑结构形成一个数据处理序列,目标参数估计算法将按照这个处理序列在网络内部循环执行. 当一个节点接收到当前目标参数估值之后,根据节点本地探测数据微调当前目标参数估值得到新估值,然后将更新估值发送给下一个邻居节点. 在 WSN 节点分布较广或移动目标运动速度较快的情况下,很难形成一个高效的数据处理序列在各个节点上循环计算,同时算法的收敛性也无法得到保证. 臧传治等人利用移动智能体方法协同声音传感器追踪移动目标,解决了 WSN 中分布式信息处理和可扩展问题^[8]. 赵海武等人直接从分布式 WSN 的特点出发,从一个新的角度讨论了分布式跟踪中的信息融合问题,给出了准确而完善的航迹和假设相容性判别条件,提出了“定向融合航迹”和“自由融合航迹”的概念^[9].

本文设计了一种基于无线传感器网络的移动机器人分布式自主导航方法,在机器人的工作区域内预先布置若干信标节点,利用节点接收信号强度信息和网络拓扑结构对机器人定位并引导其到达指定区域,使 WSN 变成一个动态自主的监测系统. 当网络中某些静态节点监测到有异常状态发生时可引导机器人快速准确到达事发区域完成指定作业任务.

2 问题描述

2.1 移动机器人导航空间表示问题

目前针对 WSN 中节点间测距的技术主要有: RSSI、TDOA、AOA、TOA 等^[10],其中 RSSI (Received Signal Strength Indicator) 技术应用范围最广. RSSI 原理是在节点发射功率已知的情况下,通过测量节点的接收信号强度,利用理论或经验的信道传播衰减模型将信号强度转化为距离. 在不增加现有节点硬件开销的情况下, RSSI 是节点间测距的最佳方式. 由于很难建立一种自适应环境变化的理论或经验信道传播衰减模型,将信号强度转化为距离时都将产生很大的模型误差,因此基于 RSSI 的定位算法精度十分有限. Guoqiang Mao^[11]等人提出了一种信道衰减指数(Path Loss Exponent-PLE)在线校准技术,根据环境的变化不断修正信道衰减模型,因而节点间测距精度有了很大提高,但该方法实现过程比较复杂,需要消耗较多的计算资源.

针对这个问题,本文直接利用 RSSI 量化的坐标空间表示机器人状态和导航空间,可有效避免将 RSSI 值转换为距离时引入的模型误差,假设 $B_i, B_{i+1}, \dots, B_{i+m}$ 为 $m+1$ 个信标节点, $A_j(x_j, y_j)$ 为二维平面上的一个点,如果各个信标节点发射的无线电信号在该点处的强度分别为: P_i, P_{i+1}, P_{i+m} , 记为:

$$A_j^P = (P_i, P_{i+1}, \dots, P_{i+m}) \quad (1)$$

则称 A_j^P 为几何坐标空间下的 A_j 点在 RSSI 势场量化坐标空间中的映射,记为:

$$\Phi: A_j \rightarrow A_j^P \quad (2)$$

在周围环境相对空旷的情况下移动机器人在 A_j 点与各个信标节点通信的 RSSI 值是比较恒定的,因此映射 Φ 是唯一的. 然而从 A_j^P 到 A_j 的映射则不唯一,如图 1 所示,当 $m=0$,即在一个信标节点的约束下 A_j^P 映射到几何坐标空间中是一条环形曲线;当 $m=1$ 时, A_j^P 的映射为两个点;当 $m=2$ 时, A_j^P 的映射为一个点,此时可以认为从 A_j^P 到 A_j 的映射是唯一的,记为:

$$\Phi^{-1}: A_j^P \rightarrow A_j \quad (3)$$

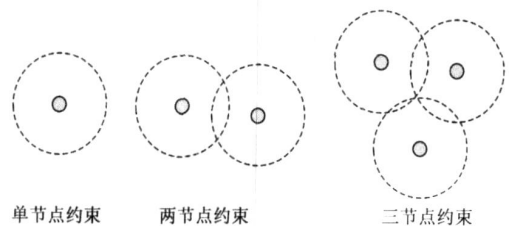


图1 不同数目信标节点对坐标空间映射的影响

上述情况假定信标节点的 RSSI 等势场线为环形分布,由于受到空间反射、障碍物阻挡的影响,实际等势线如图 2 所示. 因此即使在 $m=2$ 的情况下从 A_j^P 到 A_j 的

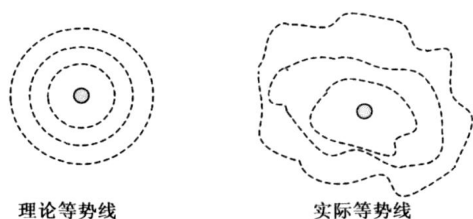


图2 理论等势线和实际等势线对比

映射也不唯一, 只有足够多的信标节点对这种映射进行约束的时候可以保证其唯一性, 即当 $m \rightarrow \infty$ 时映射 Φ^{-1} 是唯一的。

在映射 Φ^{-1} 唯一性能够保证的前提下, 可以用 RSSI 势场量化的坐标空间描述机器人的状态及其导航空间。如图 3 所示, 虚线圆表示信标节点向空间辐射电磁信号强度的等势线。移动机器人在 k 时刻相对于信标节点 B_i 的状态可表示为:

$$Q_i^k = [P_i^k, V_i^k, D^k] \quad (4)$$

其中, V_i^k 表示用 RSSI 势场量化的机器人靠近信标节点 B_i 的速度, D^k 表示由机器人航向。机器人相对整个导航网络的状态可表示为:

$$Q^k = [Q_i^k, Q_{i+1}^k, \dots, Q_{i+m}^k] \quad (5)$$

机器人的目标位置为 G 可表示为:

$$G = [P_i^k, P_{i+1}^k, \dots, P_{i+m}^k] \quad (6)$$

对于该导航系统的控制问题, 主要控制移动机器人的航向, 每个信标节点的任务就是做出有利于自己的决策控制输出量, 引导机器人到达相应的等势线上。

2.2 移动机器人运动控制

本文采用差动轮式机器人作为无线传感器网络的移动节点, 机器人由两个侧轮和一个万向轮组成, 通过磁阻传感器测量当前航向角。侧轮由两个直流电机通过减速机构驱动, 控制器通过 PWM 信号调节两个电机的转速, 进而实现机器人的航向控制。机器人主要有以下两种转向模式:

(1) 前进中转向 机器人在保持继续行进时转向, 通过增大或降低一侧车轮的转速实现其转向过程。这种方式可以使机器人在各种速度和转向半径下改变航向, 也是最基本、最重要的转弯模式。

(2) 静止原地转向 机器人在静止时一侧车轮停转另一侧车轮保持一定转速实现转向过程, 这种方式可以使机器人在最小转向半径下改变航向, 但转向过程中由于一侧车轮静止车体容易产生侧滑现象, 不利于连续自主导航控制。

自主导航系统由若干个处于机器人可通信区域内的静态信标节点组成, 每个信标节点都是一个分布式导航控制决策单元。移动机器人的期望路径被分段存储在各个信标节点中, 每个节点从自身角度出发计算出相应

的控制输出量, 决策控制中心融合各节点的控制信息计算最终控制输出量。在图 3 中, 信标节点 B_i 做出的控制输出希望机器人沿着 θ_i 方向移动到等势线 P_i^G ; 同理 B_{i+1} 和 B_{i+2} 希望机器人分别沿着 θ_{i+1} 和 θ_{i+2} 方向移动到等势线 P_{i+1}^G 和 P_{i+2}^G 。在理想情况下, 决策控制中心综合各信标节点的控制输出量最终使机器人沿 $\bar{\theta}$ 方向抵达目标位置 G 。

3 分布式模糊控制导航单元设计

3.1 分布式导航网络系统组成

在自主导航网络系统中, 每个信标节点作为一个独立的模糊控制决策单元, 为了减少系统响应过程的超调量和振荡, 保证系统的稳定性, 将 RSSI 误差 E 和误差变化率 \dot{E} 作为模糊控制器的输入, 输出即移动机器人的航向角变化量 $\Delta\theta_0$ 。导航系统由移动机器人和处于其可通信区域内的 $m+1$ 个信标节点组成, 每个节点都是一个独立的模糊控制导航决策单元, 按照分布式模糊控制规则, 每个信标节点都希望机器人沿着最短路径到达期望等势线上, 即机器人沿着 RSSI 势场梯度方向运动。综合 $m+1$ 个决策单元的导航输出信息即可得到最终控制输出, 最后在 PID 控制器的作用下驱动机器人沿着目标方向前进。

3.2 单信标节点导航单元设计

本文使用 Chipcon 公司生产的 CC2430 芯片作为无线通讯芯片, 其理论信道传播衰减模型为^[12]:

$$P = P_0 - 10r \log \left(\frac{d}{d_0} \right) + \xi \quad (7)$$

其中 P_0 为距发射节点 d_0 处的信号强度; d 为发射节点和接收节点之间的距离; r 为一个与信号传播环境有关的参数, 空间中的障碍物都会对其产生影响, 一般取值范围为 $2 \sim 4$; ξ 为均值为 0 的高斯分布随机噪声, 其标准差范围为 $4 \sim 10$ 。如图 4 所示, B_i 为信标节点, V 是机器人在几何坐标空间下的速度, 机器人从等势线 P_{i-1}^k 移动到 P_i^k , 由式 (7) 可得此时移动机器人的径向速度为:

$$V_r = V \cos \alpha = \frac{1}{T} (d_k - d_{k-1})$$

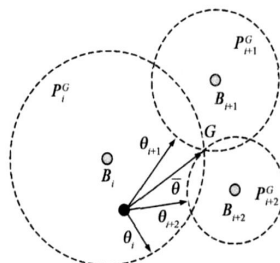


图3 RSSI势场量化的机器人导航空间表示

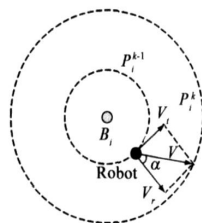


图4 单信标节点导航示意图

$$= \frac{d_0}{T} (10^{\frac{P_0 - P_k}{10r}} - 10^{\frac{P_0 - P_{k-1}}{10r}}) \quad (8)$$

显然, 由式(8)可得机器人移动方向和 RSSI 势场的径向角 α 为:

$$\alpha = \arccos \left[\frac{d_0}{VT} (10^{\frac{P_0 - P_k}{10r}} - 10^{\frac{P_0 - P_{k-1}}{10r}}) \right] \quad (9)$$

如果信标节点 B_i 导航控制器的输出为 α , 则机器人沿 V_r 方向移动可以在最短时间内到达期望 RSSI 等势线。但是由于无线传感器网络大多在未知环境下工作, 很难建立一个如式(7)所示自适应环境变化的信道衰减模型, 而仅依靠节点间通信 RSSI 信息无法获得 α 的解析解。为此, 我们采用分布式模糊控制器, 输入变量偏差 E 定义为:

$$E_{i,k} = P_i^G - P_i^k \quad (10)$$

其基本论域为: $[-100, 100]$ dB; 词集为 NB, NS, ZO, PS, PB 。

偏差变化率 E 定义为:

$$E_{i,k} = (E_{i,k} - E_{i,k-1}) \frac{\ln 10}{10r} 10^{\frac{P_i - P_i^k}{10r}} \quad (11)$$

其中 $\frac{\ln 10}{10r} 10^{\frac{P_i - P_i^k}{10r}}$ 为归一化因子, 使机器人在不同距离以同样的直线速度靠近或远离信标节点时偏差变化率能够达到一致。其基本论域为: $[-0.5, 0.5]$ dB/S; 词集为 $NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB$ 。

输出变量航向变化角 $\Delta\theta_0$ 为机器人在当前航向基础上的变化量, 如当前航向为 θ , 那么下一时刻机器人的航向为 $\theta + \Delta\theta_0$ 。其基本论域为: $[0, 180]$ 度; 词集为 $ZO, SS, SM, SB, BS, BM, BB$ 。隶属度函数都采用了常用的三角形隶属函数。

在基于无线传感器网络的分布式导航系统中, 由于结构比较复杂, 目前还没有一个合适的数学模型来描述整个导航系统, 但是可以通过分析信标节点导航方式和现场实验来获得先验知识, 本文总结出以下几条基本规则:

(1) 当偏差 E 大于(或小于)0, 且偏差变化率 E 正向较大时, 表明机器人背向目标 RSSI 等势线行进, 应大幅改变其航向使其调头。

(2) 当偏差 E 大于(或小于)0, 且偏差变化率 E 较小接近于 0 时, 表明机器人平行于目标等势线的方向行进, 应改变其航向角 90 度, 使其沿着 RSSI 等势线径向行进。

(3) 当偏差 E 大于(或小于)0, 且偏差变化率 E 负向较大时, 表明机器人面向目标等势线的方向行进, 应保持当前航向角不变。

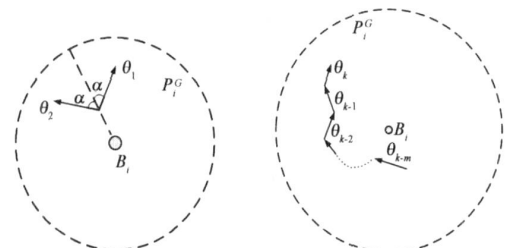
根据以上经验, 我们总结出 35 条模糊控制规则, 非模糊化采用加权平均法如式(12)所示, 可求得最终模糊

控制输出量的清晰值 $\Delta\theta$ 。

$$\Delta\theta = \frac{\sum_{j=1}^7 \Delta\theta_j \mu(\Delta\theta_j)}{\sum_{j=1}^7 \mu(\Delta\theta_j)} \quad (12)$$

3.3 单信标节点导航控制器输出航向变化角符号判定

如图 5(a) 所示, 假设机器人在几何坐标空间下的直线速度恒定, 其中 θ_1 和 θ_2 与 RSSI 等势线径向夹角均为 α 。如果机器人分别沿 θ_1 和 θ_2 方向行进, 在这两种情况下对于信标节点 B_i 模糊控制器都会产生相同的输入偏差 E 及偏差变化率 E 。由于模糊控制器的输出的航向变化角基本论域为 $[0, 180]$ 度, 因此在上述两种情况下控制器无法给出机器人在当前航向基础上是正偏 α 还是负偏 α 。针对这一问题, 本文采用记录机器人历史航向信息, 计算最佳航向角的方法给出航向变化角 α 的符号。如图 5(b) 所示, 在 k 时刻和 $k-1$ 时刻机器人的航向角分别为 θ_k 和 θ_{k-1} , 当 k 时刻机器人相对于 B_i 信标节点偏差 E 绝对值减小且偏差变化率 E 绝对值增大时, 表明机器人沿 θ_k 方向行进比 θ_{k-1} 方向行进到达目标等势线 P_i^G 的距离和时间都要短, 因此模糊控制器的输出应该使机器人继续向 θ_k 方向偏, 反之则偏向 θ_{k-1} 方向, 航向变化角 α 的符号 α_{sign} 如式(13)所示。



(a) 不同航向对导航系统影响

(b) 历史航向信息比较

图5 单信标节点导航控制器输出航向变化角符号判定方法

$$\alpha_{sign} = \begin{cases} \text{sign}(\theta_k - \theta_{k-1}), E_{i,k} > 0, E_{i,k-1} > 0, E_{i,k}^0 < E_{i,k-1}^0 \\ \text{sign}(\theta_{k-1} - \theta_k), E_{i,k} > 0, E_{i,k-1} > 0, E_{i,k}^0 > E_{i,k-1}^0 \\ \text{sign}(\theta_k - \theta_{k-1}), E_{i,k} < 0, E_{i,k-1} < 0, E_{i,k}^0 > E_{i,k-1}^0 \\ \text{sign}(\theta_{k-1} - \theta_k), E_{i,k} < 0, E_{i,k-1} < 0, E_{i,k}^0 < E_{i,k-1}^0 \end{cases} \quad (13)$$

则 B_i 信标节点导航控制器的最终输出为

$$\Delta\theta_i = \alpha_{sign} \cdot \Delta\theta \quad (14)$$

4 多节点导航决策信息融合中心设计

4.1 机器人航向变化角确定

定义 k 时刻信标节点 B_i 的导航决策输出为 $\Delta\theta_i^k$, 每个节点的决策输出 $\Delta\theta_i^k$ 不尽相同, 甚至相互冲突, 因此控制量信息融合的过程就是多个决策单元相互博弈折中求解的过程。这里首先要解决两个问题, 一是如何对每个决策单元的多个导航目标进行折中分析, 二是如何对多个决策单元之间的冲突效用进行折中分析。

定义节点 B_i 的控制决策性能效用函数为:

$$u_i^k(\Delta\theta_i^k) = e^{-\lambda P_i^k} \frac{1}{\cos(\Delta\theta_i^k)} (P_i^k - P_i^{k-1})^2 \quad (15)$$

其中, P_i^k 为 k 时刻机器人与节点 B_i 通信的 RSSI 值; $e^{-\lambda P_i^k}$ 为归一化因子, 用于消除因 RSSI 势场非线性指数分布对效用评价产生的影响; λ 为衰减系数, 一般取值 0.5~2; $u_i^k(\Delta\theta_i^k)$ 为效用函数, 其物理意义是机器人在航向改变 $\Delta\theta_i^k$ 后靠近目标 RSSI 等势线的变化量, 按照导航规则希望其值愈大愈好。因此整个导航系统的效用函数可表示为:

$$U^k(\Delta\theta^k) = [u_1^k(\Delta\theta_1^k), u_{i+1}^k(\Delta\theta_{i+1}^k), \dots, u_{i+m}^k(\Delta\theta_{i+m}^k)]^T \quad (16)$$

决策融合的目的就是要找出一个合理的航向变化角 $\Delta\theta^k$ 作为次最优解使各目标效用函数 $u_i^k(\Delta\theta_i^k)$ 达到极大值。本文采用动态加权的方法将上述多目标函数极值求解问题转换为单目标函数极值求解问题, 于是该问题可表述为:

$$\max U^k(\Delta\theta_0^k) = \sum \omega_i^k u_i^k(\Delta\theta_0^k) \quad (17)$$

其中, ω_i^k 为效用函数动态加权系数, 其值的大小反映了每个决策单元在导航系统中决策主导地位的高低。 ω_i^k 的取值应服从以下几条规则:

(1) RSSI 势场呈近似指数分布, 距离信标节点愈近 RSSI 测量值分辨率和准确度愈高, 此时导航节点做出的导航决策可信度较高, 因此目标 RSSI 等势线愈高的节点应占有较大的权重。

(2) 如果连续一段时间内机器人严重背离某节点的目标 RSSI 等势线, 说明其导航系统对其决策重视不够, 应适当调高其加权系数。

(3) 如果连续一段时间内机器人与某节点的目标 RSSI 等势线的距离无明显变化, 说明此时机器人与该接节点的通信受到背景干扰 RSSI 信号不准确, 应适当调低其加权系数, 避免机器人陷入局部震荡。

目标函数极值的求解问题比较简单, 定义:

$$\Delta\theta_{\max}^k = \max(\Delta\theta_i^k, \Delta\theta_{i+1}^k, \dots, \Delta\theta_{i+m}^k) \quad (18)$$

$$\Delta\theta_{\min}^k = \min(\Delta\theta_i^k, \Delta\theta_{i+1}^k, \dots, \Delta\theta_{i+m}^k)$$

其中, $\Delta\theta_{\max}^k$ 和 $\Delta\theta_{\min}^k$ 分别为 $m+1$ 个导航决策输出控制量的最大值和最小值。显然, 在区间 $[\Delta\theta_{\min}^k, \Delta\theta_{\max}^k]$ 通过简单迭代运算即可得到 $\Delta\theta_0^k$ 使式(17)达到最大值。则下一时刻机器人的航向为 $\theta_{k+1} = \theta_k + \Delta\theta_0^k$ 。

4.2 分布式自主导航算法收敛速度分析

稳定、快速和准确是对机器人自主导航系统的基本要求, 算法收敛速度的快慢决定了其适用的对象和场合。从稳定和收敛性的角度出发, 经过一段时间使机器人相对于各个信标节点导航目标 RSSI 等势线的综合偏差渐进收敛于 0, 这段时间的长短即表征导航算法收敛

速度的快慢。但是在工程现场, 机器人的综合偏差很难到达绝对 0, 于是要求误差在一定精度范围内。定义收敛速度 C_{rdat} 为:

$$C_{rdat} = \Delta k \cdot T \quad (19)$$

$$\lim_{k \rightarrow \Delta k} \sum E_i^k \leq \delta$$

其中, T 为采样时间; Δk 为收敛时刻; E_i^k 为 k 时刻机器人相对于信标节点 B_i 目标 RSSI 等势线的偏差; δ 为误差范围, 一般取 5% 误差带。

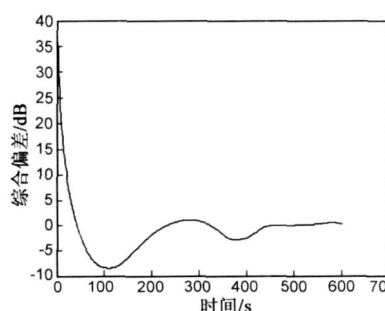


图6 导航算法收敛过程示意图

从上述定义可以看出, 给导航系统加一阶跃输入便可定量得到算法收敛速度。图6给出了导航算法收敛的仿真过程, 分布式导航系统有4个信标节点组成, 初始阶段机器人相对四个

信标节点的 RSSI 势场为 $(-20.1, -92.1, -92.1, -96.6)$, 目标位置为 $(-86.1, -92.0, -81.5, -90.6)$, 从图中可以看出机器人在经过2次震荡后进入误差带, 收敛时间在450s左右。

5 实验研究

5.1 仿真实验及分析

在仿真实验中为了使问题简化, 直接有效验证分布式模糊导航控制算法, 导航网络由4个节点组成, 没有任何节点加入或退出导航网络。4个信标节点空间几何坐标分别为: $B_1(0, 0)$, $B_2(0, 50)$, $B_3(50, 0)$, $B_4(50, 50)$ 。机器人在几何坐标空间下起始和目标位置分别为 $(0, 0)$ 和 $(30, 10)$, 相应的在 RSSI 势场量化的坐标空间下起始和目标位置分别为 $(-20.1, -92.1, -92.1, -96.6)$ 和 $(-86.1, -92.0, -81.5, -90.6)$, 机器人起始航向为 90 度。机器人运动轨迹如图 7(a) 所示, 可以看出在起始阶段机器人背向目标位置行进, 经由导航网络的调整其航向不断改变, 最终抵达目的地。如图 7(b) 所示, 随着

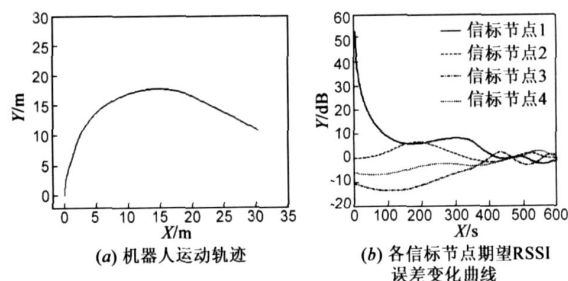


图7 分布式模糊控制导航算法仿真实验结果

机器人不断靠近目标位置, 其与各信标节点期望 RSSI 值的偏差也不断减小, 其中相对于信标节点的偏差减小的速度最快。

5.2 现场实验及分析

在现场试验时, 无线传感器网络由 8 个信标节点组成, 随机部署在 $100 \times 100\text{m}$ 的区域内。首先人工手动控制机器人按照特定路径移动, 机器人与各个信标节点通信的 RSSI 信息为:

$$P_{rob} = \begin{bmatrix} P_{B_i} \\ P_{B_{i+1}} \\ \vdots \\ P_{B_{i+m}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_i^0 & P_i^1 & \cdots & P_i^k \\ P_{i+1}^0 & P_{i+1}^1 & \cdots & P_{i+1}^k \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ P_{i+m}^0 & P_{i+m}^1 & \cdots & P_{i+m}^k \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中 P_i^k 为机器人在 k 时刻与节点 B_i 通信的 RSSI 值。为了验证导航算法, 将 P_{rob} 作为机器人的期望路径, 在几何坐标空间下曲线如图 8 中虚线所示。考虑到信标节点存储空间有限, 将 P_{rob} 分段存储在各个信标节点中, 同时将机器人重新放置到人工手动控制的起始位置, 启动自主导航程序, 机器人的运动轨迹如图 8 中实线所示, 在 $100 \times 100\text{m}$ 的区域内机器人可以很好的跟踪预先设定的期望路径。文献[7]和[11]将 RSSI 转换为几何距离后 WSN 节点几何定位精度为 1m 左右, 在本文的实验中机器人在关键点的几何导航定位精度在 $0.5 \sim 0.6\text{m}$ 之间, 稍优于前者, 因此证明了该导航算法的有效性。

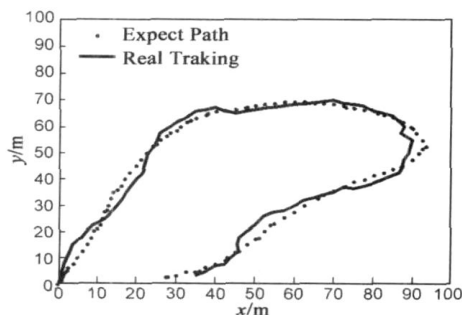


图8 分布式导航系统现场实验结果

6 结论

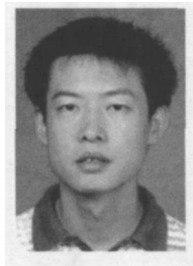
本文设计了一种利用无线传感器网络节点间通信信息和网络拓扑结构实现移动机器人自主导航的方法。采用机器人和信标节点通信的 RSSI 值直接表征机器人的当前运动状态和目标位置, 网络中的信标节点作为独立的导航决策单元, 采用分布式模糊控制技术对机器人的航向进行实时控制, 决策中心将多个信标节点的控制输出量融合即可得到机器人最终航向。该方法不依赖环境几何地图, 对拓扑结构频繁变化的网络具有很好的自适应能力, 鲁棒性较强。

参考文献:

- [1] C. Intanagonwatt, R. Govindan, D. Estrin, J. Heidemann, F. Silva. Directed diffusion for wireless sensor networking[J]. IEEE/ACM Trans Networking, 2002, 11(2): 2-16.
- [2] D. Kortenkamp, T. Weymouth. Topological mapping for mobile robots using a combination of sonar and vision sensing[A]. Proceedings of AAAI[C]. Seattle: AAAI Press, 1994. 979-984.
- [3] D. Fox. Markov localization: A probabilistic framework for mobile robot localization and navigation[D]. Bonn: Institute of Computer Science III, University of Bonn, 1998: 19-45.
- [4] Chih-Yu Lin, Wen-Chih Peng, Yui-Chee Tseng. Efficient air network moving object tracking in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2006, 5(8): 1044-1056.
- [5] Mechtov K, Sundresh S, Kwon Y, Gul Agha. Cooperative tracking with binary-detection sensor networks[A]. Proceedings of the First International Conference on Embedded Networked Sensor Systems[C]. Los Angeles: ACM Sensys Press, 2003. 3323-3331.
- [6] Kim, Woo Young, Kirill Mechtov. On target tracking with binary proximity sensors[A]. Fourth International Conference on Information Processing of Sensor Networks (IPSN'05)[C]. Los Angeles: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society Press, 2005. 125-129.
- [7] Rabbat M G, Nowak R D. Decentralized source localization and tracking[A]. Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. Montreal: IEEE Press, 2004. 921-924.
- [8] 臧传治, 梁(韦)华, 于海斌. 无线传感器网络中基于移动智能体的目标追踪[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(4): 601-605.
Zang Chuangzhi, Liang Wei, Yu Haibin. Target tracking based on moving agent in wireless sensor network[J]. Control Theory & Application, 2006, 23(4): 601-605 (in Chinese).
- [9] 赵海武, 姚景尹, 吴慧中. 分布式多目标跟踪中数据融合的一种新方法[J]. 南京理工大学学报, 2003, 27(2): 178-183.
ZHAO Haiwu, YAO Jingyin, WU Huihong. A new method for data fusion in multitarget tracking[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2003, 27(2): 178-183 (in Chinese).
- [10] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: an air building RF based user location and tracking system[A]. Proc of the IEEE INFOCOM[C]. Tel Aviv: IEEE Press, 2000. 775-784.
- [11] Guoqiang Mao, Brian D O Anderson, Baris Fidan. Path loss exponent estimation for wireless sensor network localization[J]. Computer Networks, 2006, 50(17): 3485-3502.

- [12] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS less low cost outdoor localization for very small devices[J]. IEEE Personal Communications Magazine, 2000, 7(5): 28- 34.

作者简介:



刘 贞 男, 1981 年 3 月生于甘肃省兰州市, 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系博士研究生. 主要研究方向为无线传感器网络、机器人自主导航.

E mail: liuzhen@ hit. edu. cn



丁明理 男, 1977 年 10 月生于黑龙江省五常市, 博士, 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系副教授. 主要研究方向为无线传感器网络、惯性导航.

王 祁 男, 1944 年 5 月生于黑龙江省哈尔滨市, 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系教授、博导. 主要研究方向为传感器信息融合、智能测试.

(上接第 2311 页)

- [15] Itti L, Koch C, Niebur E. Rapid biologically inspired scene classification using features share with visual attention[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 300- 312.
- [16] Itti L, Koch C. Computational modeling of visual attention[J]. Nature Review Neuroscience, 2001, 2(3): 194- 230.
- [17] Itti L, Koch C. Feature combination strategies for saliency based visual attention systems[J]. Journal of Electronic Imaging, 2001, 10(1): 161- 169.
- [18] Stentford FWM. An evolutionary programming approach to the

simulation of visual attention[A]. Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. Seoul, 2001. 851- 858.

作者简介:

张 焱 女, 1975 年 6 月出生于山东省济南市, 国防科技大学 ATR 重点实验室讲师, 主要从事红外、可见光图像处理的研究工作.

E mail: atthreefire@ nudt. edu. cn

张志龙 男, 1976 年 2 月出生于陕西省渭南市, 国防科技大学 ATR 重点实验室讲师, 主要从事红外、可见光图像处理的研究工作.